

## Розробка методу оптимізації роботи відцентрових нагнітачів газу в умовах невизначеності

М. І. Горбійчук, О. Т. Біла, Т. В. Гуменюк, Я. І. Заячук

*Поставлена задача розроблення методу оптимального керування роботою нагнітачів природного газу за критерієм, який не тільки мінімізує витрату паливного газу, але й враховує потужність викидів оксиду азоту в атмосферу. При цьому взяті до уваги технічні стани газоперекачувальних агрегатів, обмеження на технологічні параметри та вимога до забезпечення планового показника на перекачку газу групою паралельно працюючих нагнітачів.*

*Технічний стан кожного агрегату або вузла оцінюється за певними ознаками. Якщо вести спостереження на протязі певного періоду часу за такими ознаками, то отримаємо множину ознак. З використанням штучної нейронної мережі типу Кохонена множина ознак (образів) розбита на три класи. Кожному класові присвоюється певна кількість балів, яка і характеризує його технічний стан. За набраною кількістю балів визначають коефіцієнт завантаження кожного нагнітача, який враховується в обмеженні на загальну продуктивність групи нагнітачів.*

*Формалізований запис задачі оптимального керування вміщує залежності, які апроксимуються поліномом заданої степені. У результаті отримують емпіричну модель, структуру якої визначають з використанням апарату генетичних алгоритмів.*

*З цілого ряду причин (похибки вимірювань технологічних параметрів, похибки методів вимірювань, дія зовнішніх впливів, обмежений обсяг експериментального матеріалу та ін.) ідентифікація значень параметрів емпіричних моделей ґрунтується на неточній інформації. Тому параметри емпіричних моделей трактуються як нечіткі величини. Виходячи із прийнятої концепції отриманий формалізований запис задачі оптимального керування роботою нагнітачів природного газу.*

*Реалізація результатів досліджень дасть змогу отримати економію паливного газу та зменшити обсяги викидів оксиду азоту в навколишнє середовище*

*Ключові слова: нагнітач, природний газ, оксид азоту, технічний стан, штучний інтелект*

### 1. Вступ

Газотранспортна система (ГТС), яка транспортує природний газ з Російської Федерації до країн Центральної і Східної Європи, є однією з найбільших у світі. Частина цієї ГТС проходить територією України, де розміщені підземні сховища природного газу. За даними АТ «Укртрансгаз» (Україна) загальна активна місткість підземних сховищ газу становить 31 млрд. куб. м. газу.

В 2018 році обсяг транспортування газу територією України із Російської Федерації до Молдови і європейських країн становив 86,8 млрд. куб. м. Для забезпечення заданих обсягів перекачки газу українська ГТС оснащена компресорними станціями з встановленими відцентровими нагнітачами природного газу, здебільшого, з газотурбінним приводом. Енергоносієм для газотурбінних двигунів служить природний газ, який відбирається безпосередньо із ГТС. На власні потреби АТ «Укртрансгаз» щомісяця витрачає близько 240 млн. куб. м. газу.

Одним із перспективних шляхів зменшення витрат природного газу на власні потреби є забезпечення роботи газоперекачувальних агрегатів (ГПА) в оптимальному режимі з врахуванням технологічних обмежень. Крім того оптимальний режим роботи ГПА повинен забезпечити не тільки економію паливного газу, але й враховувати вимоги до зменшення шкідливих викидів в атмосферу.

## **2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми**

У роботі [1] запропонована концепція інтелектуальної системи для керування процесом компримування природного газу у вигляді людино-машинної структури. Така концепція вимагає розроблення цілого комплексу методів і алгоритмів, таких як визначення технічних станів ГПА, запобігання помпажних явищ, оптимального керування групою ГПА та ін.

Ефективна робота ГПА в значній мірі залежить від його технічного стану. Тому цілий ряд публікацій [2–4] присвячені діагностуванню як окремих вузлів, так і агрегатів у цілому. У роботі [2] для виявлення несправностей відцентрових нагнітачів природного газу з електричним приводом автор пропонує встановити додаткові здавачі електричних параметрів. За показами встановлених давачів і за допомогою розроблених алгоритмів можна виявити несправності окремих вузлів нагнітача. Встановлення додаткових давачів підвищує вартість системи і зменшує її надійність. Невирішеними питаннями є оцінка впливу технічного стану нагнітача на його продуктивність, що не дає змоги використовувати отриману інформацію для ефективного керування роботою нагнітача.

У роботі [3] з використанням теорії надійності розроблений метод, який оптимізує періодичність технічного обслуговування турбокомпресорів. За допомогою запропонованого критерію оцінюється загальна вартість технічного обслуговування і оптимальний час обслуговування агрегату. Але деградація вузлів турбокомпресора відбувається поступова на протязі певного періоду часу. Тому важливо мати стратегію експлуатації агрегату на період між «добрим» станом нагнітача і тим станом, що зумовлює його зупинку і подальше планове обслуговування.

Автори робіт [2, 3] вказують на те, що зміна технічних станів суттєво впливає на технічні і паливо-енергетичні показники роботи ГПА.

У роботі [4] на основі інформації про вібрацію рухомих частин обертових машин знаходять ентропійні характеристики – ентропія сингулярного спектра, ентропія спектра потужності і наближена ентропія. За допомогою імовірнісної нейронної мережі здійснюється розпізнавання технічних станів роторних машин. Недоліком методу є те, що за його допомогою неможливо діагностувати

несправності таких вузлів ГПА як камера згоряння, масляна система, проточна частина нагнітача та ін.

Для прогнозування відцентрового нагнітача природного газу в роботі [5] використана вейвлет нейронна мережа, яка за даними автора є простим алгоритмом, володіє структурною стабільністю і високою швидкістю збіжності. Але автори не вказують, яким чином отриману інформацію про прогнозування продуктивності нагнітача можна використати в системі оптимального керування процесом компримування природного газу.

Важливою науковою задачею є виявлення впливу оцінки технічного стану ГПА на розв'язок задачі оптимального керування процесом компримування природного газу. У роботі [6] з використанням теорії нечітких множин запропоновано оцінювати технічний стан ГПА за змінами технологічних параметрів і його екологічних характеристик. У результаті отримують коефіцієнт технічного стану ГПА, який вводять у формалізований запис задачі оптимального керування роботою ГПА. Недоліком методу є те, що до розв'язання задачі необхідно залучати експертів, які вносять суб'єктивний фактор у визначення оптимального режиму роботи ГПА.

Для визначення оптимального режиму роботи ГПА використовують критерії, які характеризуються сумарними енергетичними затратами [7] на компримування природного газу. У роботі [8] такі затрати конкретизовані як витрата паливного газу, яка витрачається на привід газотурбінного двигуна.

У більшості робіт, наприклад в [7], задача оптимального керування роботою ГПА розв'язується у детермінованій постановці. Такий формалізований підхід є надто спрощений, оскільки на ГПА як об'єкт автоматичного керування діють численні завади [1], які необхідно враховувати в процесі розв'язування оптимізаційної задачі.

Компресорні станції з газотурбінним приводом є значними забруднювачами навколишнього середовища [9]. Тому в процесі керування роботою ГПА необхідно вибирати такий режим функціонування ГПА, щоб, по можливості, мінімізувати шкідливі викиди в атмосферу.

Таким чином, при формалізації наукової задачі оптимального керування роботою ГПА невирішеними питаннями залишаються врахування зовнішніх впливів, які спричиняють неточності при створенні математичних моделей.

Іншою складовою задачі є класифікація технічних станів нагнітачів без залучення експертів, а так же врахування впливу ГПА на зовнішнє середовище.

### **3. Мета і завдання дослідження**

Метою дослідження є розроблення методу та алгоритмічного забезпечення системи оптимального керування роботою ГПА в умовах невизначеності з врахуванням його технічного стану та потужності викидів оксиду азоту в навколишнє середовище.

Для досягнення мети були поставлені такі завдання:

- формалізувати задачу оптимального керування роботою відцентрових нагнітачів природного газу;

- розробити метод ідентифікації технічних станів відцентрових нагнітачів природного газу з використанням штучних нейронних мереж;
- розробити алгоритмічне забезпечення методу побудови роздільних кривих між класами ознак технічних станів нагнітачів;
- на основі формалізму задачі, який враховує технічний стан нагнітача і обмеження на технологічні параметри, розробити метод мінімізації критерію оптимальності, що є функцією витрати паливного газу і потужності викидів оксиду азоту в навколишнє середовище.

#### 4. Формалізація задачі оптимізації роботою нагнітачів природного газу

Допускаємо, що компресорна станція має у своєму складі  $L$  груп газоперекачувальних агрегатів (ГПА). У кожній із груп є  $m$  нагнітачів природного газу з газотурбінним приводом. На привід кожного  $i$ -того нагнітача за одиницю часу витрачається  $G_i$  масових одиниць природного газу, вартість якого  $c$  грн. за одну масову одиницю.

При спалюванні природного газу в камері згоряння ГПА в атмосферу викидаються такі шкідливі речовини як окиси азоту і вуглецю та інші сполуки. Окис азоту спричиняє домінуючий вплив на зовнішнє середовище у порівнянні з іншими забрудниками, що утворюються у процесі згоряння паливного газу. Оксид азоту не тільки шкідливо впливає на організм людини та забруднює навколишнє середовище, але й зменшує видимість і сповільнює фотохімічні реакції в атмосфері [10].

У зв'язку з цим контролюючі органи Міністерства охорони навколишнього природного середовища України посилили контроль за гранично допустимими нормами викидів, у тому числі оксидів азоту. Крім того уведений екологічний податок на шкідливі викиди [11].

Тому виникає задача вибору такого оптимального режиму роботи ГПА, який враховував би не тільки затрати паливного газу, але й плату за викиди шкідливих речовин в атмосферу, яка обумовлена екологічним податком.

Будемо розв'язувати таку задачу. Визначити число оборотів  $n_i, i = \overline{1, m}$  ротора відцентрового нагнітача природного газу такі, щоб сумарні затрати на його експлуатацію з врахуванням екологічного податку були б мінімальними

$$R(\bar{n}) = \sum_{i=1}^m \left( c G_i(\bar{n}) + c_f E_{p,i}(\bar{n}) \right), \quad (1)$$

де  $c_f$  – величина екологічного податку;  $E_{p,i}(n_i)$  – потужність викидів оксиду азоту.

У відповідності з технологічним регламентом на перекачку природного газу обмежується температура газу  $T_{out}^{(i)}$  на виході із  $i$ -го нагнітача та температура  $T_{tur}^{(i)}$  продуктів згоряння на виході  $i$ -тої турбіни низького тиску. Для запобігання явищ помпажу і перевантаження газотурбінного приводу обмежують нижню

$n_{i,min}$  і верхню  $n_{i,max}$  частоти обертання ротора відцентрового нагнітача природного газу [6]

$$T_{out}^{(i)} \leq T_{out,max}^{(i)}, \quad (2)$$

$$T_{tur}^{(i)} \leq T_{tur,max}^{(i)}, \quad (3)$$

$$n_{i,min} \leq n_i \leq n_{i,max}, \quad (4)$$

де  $T_{out,max}^{(i)}$ ,  $T_{tur,max}^{(i)}$  – максимально допустимі значення температур  $T_{out}^{(i)}$  і  $T_{tur}^{(i)}$ .

Кожна група паралельно працюючих нагнітачів повинна забезпечувати перекачку газу в заданих обсягах  $Q_0$

$$\sum_{i=1}^m k_i q_i(n_i) = Q_0, \quad (5)$$

де  $k_i$ ,  $q_i$  – коефіцієнт завантаженості та продуктивність  $i$ -го нагнітача природного газу.

Коефіцієнт завантаженості  $k_i$  є характеристикою технічного стану  $i$ -го нагнітача природного газу.

У роботі [12] для визначення значення  $k_i$  синтезований універсальний нелінійний апроксиматор, який ґрунтується на моделі нечіткого висновку з використанням ієрархічної бази знань, яка вміщує дані про технологічні параметри, які характеризують технічний стан відцентрового нагнітача. Процес реалізації такого апроксиматора вимагає побудови експертної матриці знань, створення якої базується на інформації отриманій від опитування експертів.

Залучення експертів у процес синтезу узагальненого апроксиматора вносить певний суб'єктивізм в оцінку технічного стану нагнітача і ускладнює автоматичне визначення узагальненого показника технічного стану в умовах функціонування нагнітача.

Для виключення суб'єктивізму із процесу оцінки технічного стану нагнітача в роботі [8] запропонований інтегральний критерій технічного стану нагнітача, який ґрунтується на теорії розпізнавання образів.

У процесі роботи газоперекачувального агрегату (ГПА) відбувається деградація його вузлів. Це призводить до зміни його технічного стану, який проявляється через зміну технологічних показників, які характеризують роботу ГПА в умовах його експлуатації. Якщо вести спостереження за роботою ГПА на протязі певного періоду часу, фіксуючи при цьому ознаки технічного стану його вузлів, то в просторі ознак можна побудувати множину образів (ознак). Кожен такий образ представлений вектором, компонентами якого показники технічного стану окремих вузлів. Задача у тому, щоб отриманий простір станів розбити на окремі області, кожна із яких відповідає певному технічному станові вибраного вузла ГПА.

Допустимо, що простір ознак  $j$ -го вузла  $i$ -го ГПА розбитий на окремі області, кожній із яких присвоєний певний рейтинг  $r_i^{(j)}$ . Загальний рейтинг  $j$ -го ГПА в групі обчислимо як суму рейтингів окремих вузлів

$$R_i = \sum_{j=1}^{N_q} r_i^{(j)}. \quad (6)$$

Коефіцієнт технічного стану  $i$ -го ГПА обчислимо як відношення рейтингу  $i$ -го ГПА до загального рейтингу ГПА в групі

$$k_i = \frac{R_i}{\sum_{j=1}^m R_j}. \quad (7)$$

За способом визначення значення  $k_i$  для групи ГПА з  $m$  агрегатів має місце очевидне співвідношення  $\sum_{i=1}^m k_i = 1$ . Для забезпечення заданого балансу перекачування природного газу формулу (5) подамо у такому вигляді:

$$m \sum_{i=1}^m k_i q_i(n_i) = Q_0$$

або

$$\sum_{i=1}^m k_i q_i(n_i) = q_0, \quad (8)$$

де  $q_0 = Q_0/m$  середня продуктивність ВЦН, яка зумовлена завданням на перекачування газу.

## 5. Ідентифікація технічних станів відцентрових нагнітачів природного газу з використанням штучних нейронних мереж

Процес розбиття множини ознак технічного стану певного вузла ГПА на окремі підмножини (класи) здійснюється на основі методів теорії розпізнавання образів.

Допустимо, що простір ознак  $\Omega$  технічних станів об'єкта це сукупність образів  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ . Віднесення образу  $\omega_j$  до певного класу  $\Omega_k, k = \overline{1, N}$  де  $N$  – кількість класів розбиття, відбувається за допомогою індикаторної функції  $g(\omega)$  (правила розпізнавання) [6], яка невідома спостерігачу. Задача полягає у тому, щоб за результатами спостережень отримати оцінку індикаторної функції  $\hat{g}(\omega)$ , за допомогою якої черговий образ буде віднесений до певного класу. У загаль-

ному випадку  $g(\omega) \neq \hat{g}(\omega)$ . У тому випадку, коли простір ознак  $\Omega$  характеризується імовірнісною мірою, ефективність правила розбиття можна визначити за таким правилом:  $\min : P\{\hat{g}(\omega) \neq g(\omega)\}$ .

Вирішення задачі розпізнавання технічного стану елементів ГПА ґрунтується на наявності прецедентів, які можна отримати у результаті спостереження за об'єктом на протязі певного часу.

У залежності від прецедентної інформації методи розпізнавання образів ділять на два класи – навчання з учителем і навчання без учителя. У першому випадку відома правильна класифікація образів, розділених на класи, і необхідно за результатами спостережень новий образ віднести до певного класу. Якщо правильна класифікація образів невідома, то виникає задача розділення множини ознак на класи за схожістю відповідних ознак. Така задача носить назву – кластеризації [13].

Методи, які використовують для розв'язування задач розпізнавання образів, можна розділити на дві групи.

Перша група методів ґрунтується на статистичній обробці результатів спостережень. До цієї групи відносять байєсовський метод та метод мінімального середнього ризику [14]. Байєсовський метод вимагає наявності апіорної інформації про закон розподілу ознак для кожного класу, а метод мінімального середнього ризику дає незадовільні результати при малому числі класів розбиття. Наприклад, якщо число класів – два, то ймовірність правильного розбиття дорівнює 0,5. Зі збільшенням числа класів ймовірність розбиття ознак на класи зростає.

Задачу кластеризації можна розглядати як частковий випадок задачі класифікації, коли апіорі число класів невідомо. Розбиття множини ознак на класи відбувається шляхом співставлення ознак за певним критерієм з ознаками різних класів і вибором найближчого.

Друга група методів реалізує нейромережевий підхід щодо розбиття множини ознак на класи. Такий підхід заснований на асоціативному правилі Хебба і механізму конкуренції на базі узагальненого правила Кохонена [15].

Як приклад розглянемо розбиття площини ознак технічного стану проточної частини відцентрового нагнітача природного газу ГПА за допомогою мережі Кохонена. Ознаками технічного стану проточної частини були вибрані [16] – ступінь підвищення тиску  $\varepsilon$  та політропний коефіцієнт корисної дії  $\eta$ .

Технічний стан відцентрового нагнітача будемо характеризувати трьома станами [17] – «добре», «прийнятно» і «допустимо».

На рис. 1 показана множина образів, яка подана векторами  $\bar{\omega}(\eta, \varepsilon)$ , розбита на три класи за допомогою мережі Кохонена. Цифрою «1» позначений перший клас – «добре», цифра «2» відповідає другому класові – «прийнятно» і цифра «3» ідентифікує третій клас – «допустимо».

Експериментальні дані отримані в результаті спостереження за роботою ГПА типу ГТ-750-6 станції № 7 КС «Лубенська» УМГ «Київтрансгаз» (Україна), які проводились з 10.05.2018 року по 24.09.2018 року. Компонентами вектора  $\bar{x}$  є політропний коефіцієнт корисної дії  $\eta$  та ступінь підвищення тиску  $\varepsilon$  приведені до безрозмірних одиниць за такими формулами:

$$x_i = \frac{X_i - X_{i,\max}}{X_{i,\min} - X_{i,\max}}, \quad i = 1, 2,$$

де  $X_1 = \eta$ ;  $X_2 = \varepsilon$ .

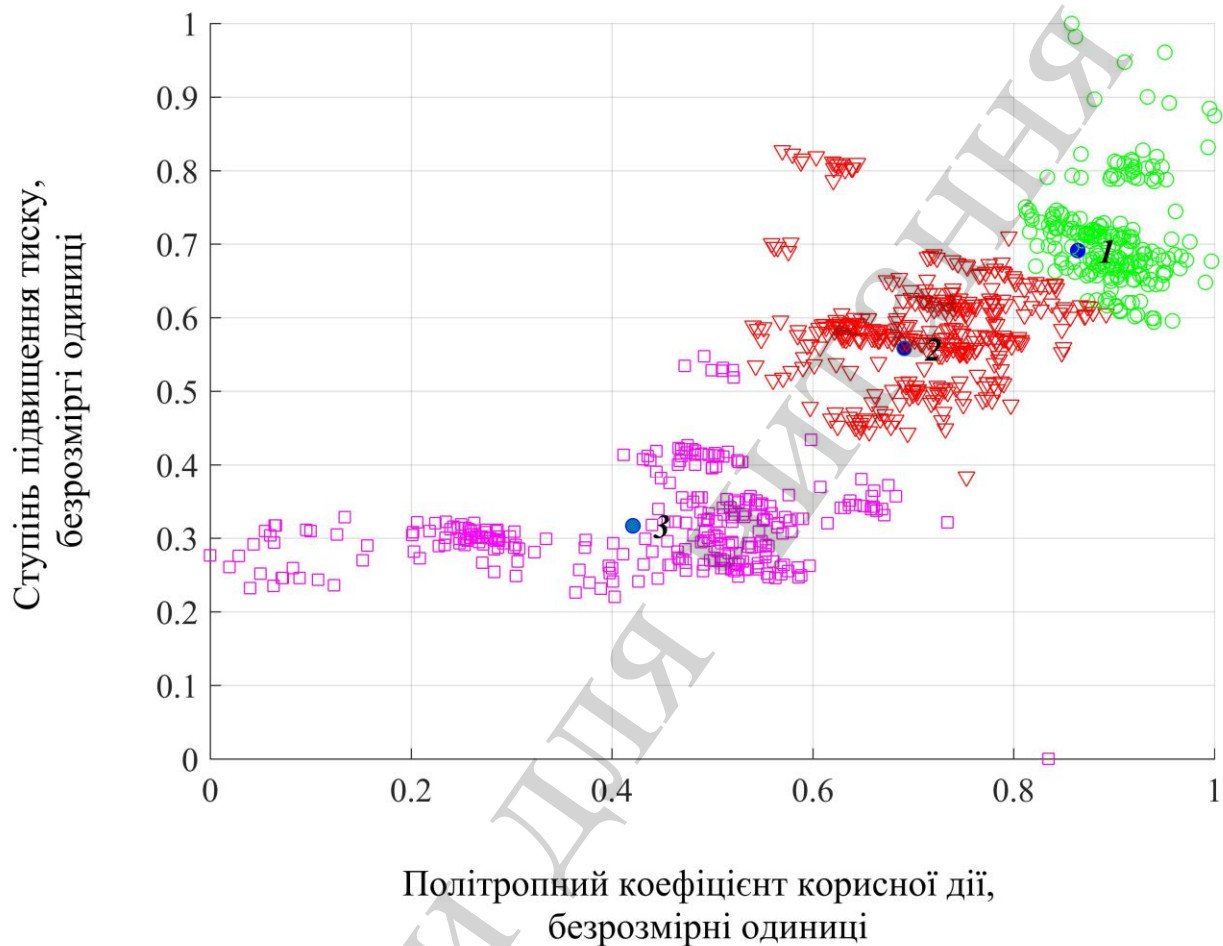


Рис. 1. Розбиття площини ознак на класи

Кожний клас ознак технічного стану ГПА характеризується своїми центрами кластеризації, що позначені цифрами «1», «2» і «3» (рис. 1).

## 6. Побудова роздільних кривих між класами

Для віднесення технічного стану відцентрового нагнітача природного газу, який у момент спостереження характеризується вектором ознак відділення  $\bar{\omega}(\eta, \varepsilon)$ , до одного із трьох класів необхідно побудувати роздільні лінії.

Розглянемо більш загальний випадок, коли площина ознак розбита на  $z$  класів. Тоді роздільна лінія між  $z_{i-1}$  і  $z_i$  класами буде задаватись функцією  $f(\bar{a}, \bar{x})$ , де  $\bar{a}$  – вектор параметрів роздільної кривої;  $\bar{x}$  – вектор параметрів контролю розмірності  $m_t$ . Допускаємо, що  $z_{i-1}$  клас вміщує  $N_o$  ознак (образів), а клас  $z_i$  –  $N_w$  ознак. Після вибору структури функції  $f(\bar{a}, \bar{x})$ , необхідно ідентифі-



кувати її параметри, які є компонентами вектора  $\bar{a}$ . Для вирішення поставленої задачі в роботі [18] компоненти вектора параметрів  $\bar{a}$  запропоновано визначати шляхом мінімізації функціоналу

$$F(\bar{a}) = \frac{1}{N_o} \sum_{i=1}^{N_o} (f(\bar{x}^{oi}, \bar{a}) - 1)^2 + \frac{1}{N_w} \sum_{j=1}^{N_w} (f(\bar{x}^{wj}, \bar{a}) + 1)^2, \quad (9)$$

де  $f(\bar{x}^{oi}, \bar{a}) \approx 1$ , якщо  $\bar{x}^{oi}$  належить  $z_{i-1}$  класу,  $f(\bar{x}^{oi}, \bar{a}) \approx -1$ , якщо  $\bar{x}^{wi}$  віднесена до  $z_i$  класу.

Структуру функції  $f(\bar{a}, \bar{x})$  виберемо із касу лінійних функцій по відношенню до своїх параметрів  $\bar{a} = (a_0, a_1, \dots, a_{m-1})^T$ . Отже,

$$f(\bar{a}, \bar{x}) = \sum_{p=0}^{m-1} a_p \varphi_p(\bar{x}). \quad (10)$$

Функцію (10) подамо як скалярний добуток двох векторів – вектор-функції  $\bar{\varphi}(\bar{x})$  і вектора параметрів  $\bar{a}$

$$f(\bar{a}, \bar{x}) = \bar{a}^T \bar{\varphi}(\bar{x}). \quad (11)$$

З врахуванням (11) критерій наближення (9) буде таким:

$$F(\bar{a}) = \frac{1}{N_o} \sum_{i=1}^{N_o} (\bar{a}^T \bar{\varphi}(\bar{x}^{oi}) - 1)^2 + \frac{1}{N_w} \sum_{j=1}^{N_w} (\bar{a}^T \bar{\varphi}(\bar{x}^{wj}) + 1)^2. \quad (12)$$

Мінімізація критерію наближення (12) за вектор-параметром  $\bar{a}$  дасть такий результат:

$$\frac{1}{N_o} \sum_{i=1}^{N_o} \bar{a}^T \bar{\varphi}(\bar{x}^{oi}) \bar{\varphi}(\bar{x}^{oi}) + \frac{1}{N_w} \sum_{j=1}^{N_w} \bar{a}^T \bar{\varphi}(\bar{x}^{wj}) \bar{\varphi}(\bar{x}^{wj}) = \bar{b}, \quad (13)$$

де

$$\bar{b} = \frac{1}{N_o} \sum_{i=1}^{N_o} \bar{\varphi}(\bar{x}^{oi}) \bar{\varphi}(\bar{x}^{oi}) + \frac{1}{N_w} \sum_{j=1}^{N_w} \bar{\varphi}(\bar{x}^{wj}) \bar{\varphi}(\bar{x}^{wj}). \quad (14)$$

Виконавши дії множення над виразами, що знаходяться під знаками сум у формулі (13), отримаємо

$$\bar{a}^T \bar{\varphi}(\bar{x}^{oi}) \bar{\varphi}(\bar{x}^{oi}) = A(\bar{x}^{oi}) \bar{a}, \quad (15)$$

де

$$A(\bar{x}^{oi}) = \begin{bmatrix} \alpha_{00}(\bar{x}^{oi}) & \alpha_{01}(\bar{x}^{oi}) & \cdots & \alpha_{0,m-1}(\bar{x}^{oi}) \\ \alpha_{10}(\bar{x}^{oi}) & \alpha_{11}(\bar{x}^{oi}) & & \alpha_{1,m-1}(\bar{x}^{oi}) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \alpha_{m-1,0}(\bar{x}^{oi}) & \alpha_{m-1,1}(\bar{x}^{oi}) & \cdots & \alpha_{m-1,m-1}(\bar{x}^{oi}) \end{bmatrix}$$

– матриця розміром  $m \times m$ ;

$$\alpha_{kl}(\bar{x}^{oi}) = \varphi_k(\bar{x}^{oi})\varphi_l(\bar{x}^{oi}),$$

$$k, l = \overline{0, m-1}.$$

За аналогією з (15) будемо мати

$$\bar{a}^T \bar{\varphi}(\bar{x}^{wj}) \bar{\varphi}(\bar{x}^{wj}) = A(\bar{x}^{wj}) \bar{a}, \quad (16)$$

де

$$A(\bar{x}^{wj}) = \begin{bmatrix} \alpha_{00}(\bar{x}^{wj}) & \alpha_{01}(\bar{x}^{wj}) & \cdots & \alpha_{0,m-1}(\bar{x}^{wj}) \\ \alpha_{10}(\bar{x}^{wj}) & \alpha_{11}(\bar{x}^{wj}) & \cdots & \alpha_{1,m-1}(\bar{x}^{wj}) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \alpha_{m-1,0}(\bar{x}^{wj}) & \alpha_{m-1,1}(\bar{x}^{wj}) & \cdots & \alpha_{m-1,m-1}(\bar{x}^{wj}) \end{bmatrix}$$

– матриця розміром  $m \times m$ ;

$$\alpha_{kl}(\bar{x}^{wi}) = \varphi_k(\bar{x}^{wi})\varphi_l(\bar{x}^{wi}),$$

$$k, l = \overline{0, m-1}.$$

З врахуванням отриманих співвідношень (15) і (16) формула (13) буде такою:

$$A\bar{a} = \bar{b}, \quad (17)$$

де

$$A = \frac{1}{N_o} \sum_{i=1}^{N_o} A(\bar{x}^{oi}) + \frac{1}{N_w} \sum_{j=1}^{N_w} A(\bar{x}^{wj}). \quad (18)$$

Рівняння роздільної лінії візьмемо у вигляді полінома

$$f(\bar{a}, \bar{x}) = \sum_{p=0}^{M-1} a_p \prod_{v=1}^{m_t} x_v^{s_{vp}}, \quad (19)$$

де  $s_{vp}$  – степені при аргументах, які повинні задовольняти обмеженню  $\sum_{v=1}^{m_t} s_{vp} \leq r$ .

Тоді рівняння роздільної лінії (19) буде поліномом степені  $r$ .

Кількість членів полінома (16) визначають за такою формулою [12]:

$$M = \frac{(m_t + r)!}{m_t! r!}. \quad (20)$$

Співставлення виразів (10) і (19) дає змогу зробити висновок, що

$$\varphi_p(\bar{x}) = \prod_{v=1}^{m_t} x_v^{s_{vp}}. \quad (21)$$

Вибір функції  $\varphi_p(\bar{x})$  у вигляді формули (21) приводить до такого результату при обчисленні значень:

$$\alpha_{kl}(\bar{x}^{oi}) = \prod_{v=1}^{m_t} x_v^{(oi)(s_{vk} + s_{vl})}; \quad \alpha_{kl}(\bar{x}^{wj}) = \prod_{v=1}^{m_t} x_v^{(wj)(s_{vk} + s_{vl})}, \quad k, l = \overline{0, m-1}, \quad (22)$$

а компоненти вектора  $\bar{b}$  будуть такими:

$$b_k = \frac{1}{N_o} \sum_{i=1}^{N_o} \prod_{v=1}^{m_t} x_v^{(oi)s_{vk}} - \frac{1}{N_w} \sum_{j=1}^{N_w} \prod_{v=1}^{m_t} x_v^{(wj)s_{vk}}, \quad k = \overline{0, m-1}. \quad (23)$$

Для побудови роздільних ліній (19) між першим і другим та між другим і третім класами (рис. 1) виберемо поліном другої степені ( $r=2$ ). Оскільки число ознак технічного стану відцентрового нагнітача природного газу дорівнює двом, то кількість коефіцієнтів, які необхідно визначити, обчислимо за формулою (20). Отже,  $m=6$ .

Рівняння роздільної  $f(\bar{a}, \bar{x}) = 0$  для  $r=2$  і  $m_t=2$  буде таким:

$$a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3 x_1^2 + a_4 x_1 x_2 + a_5 x_2^2 = 0.$$

Параметри роздільної лінії  $a_i, i = \overline{0,5}$  обчислені як розв'язок матричного рівняння (17), де елементи матриць  $A(\bar{x}^{oi})$  і  $A(\bar{x}^{wj})$  обчислювались за формулами (22), а компоненти вектора  $\bar{b}$  – за формулою (23).

У середовищі MatLab було розроблене програмне забезпечення задачі обчислення параметрів роздільних кривих, що дало змогу отримати такі результати:

– між першим і другим класами

$$a_0 = -2,9189, a_1 = -2,2208, a_2 = 8,4892, a_3 = 3,9045, a_4 = -0,5160, a_5 = -4,0198;$$

– між другим і третім класами

$$a_0 = -2,2962, a_1 = -19,6479, a_2 = 5,4134, a_3 = 12,6974, a_4 = 9,1891, a_5 = -7,5004.$$

На площині ознак технічного стану відцентрового нагнітача природного газу нанесені роздільні лінії між першим і другим та між другим і третім класами (рис. 2).

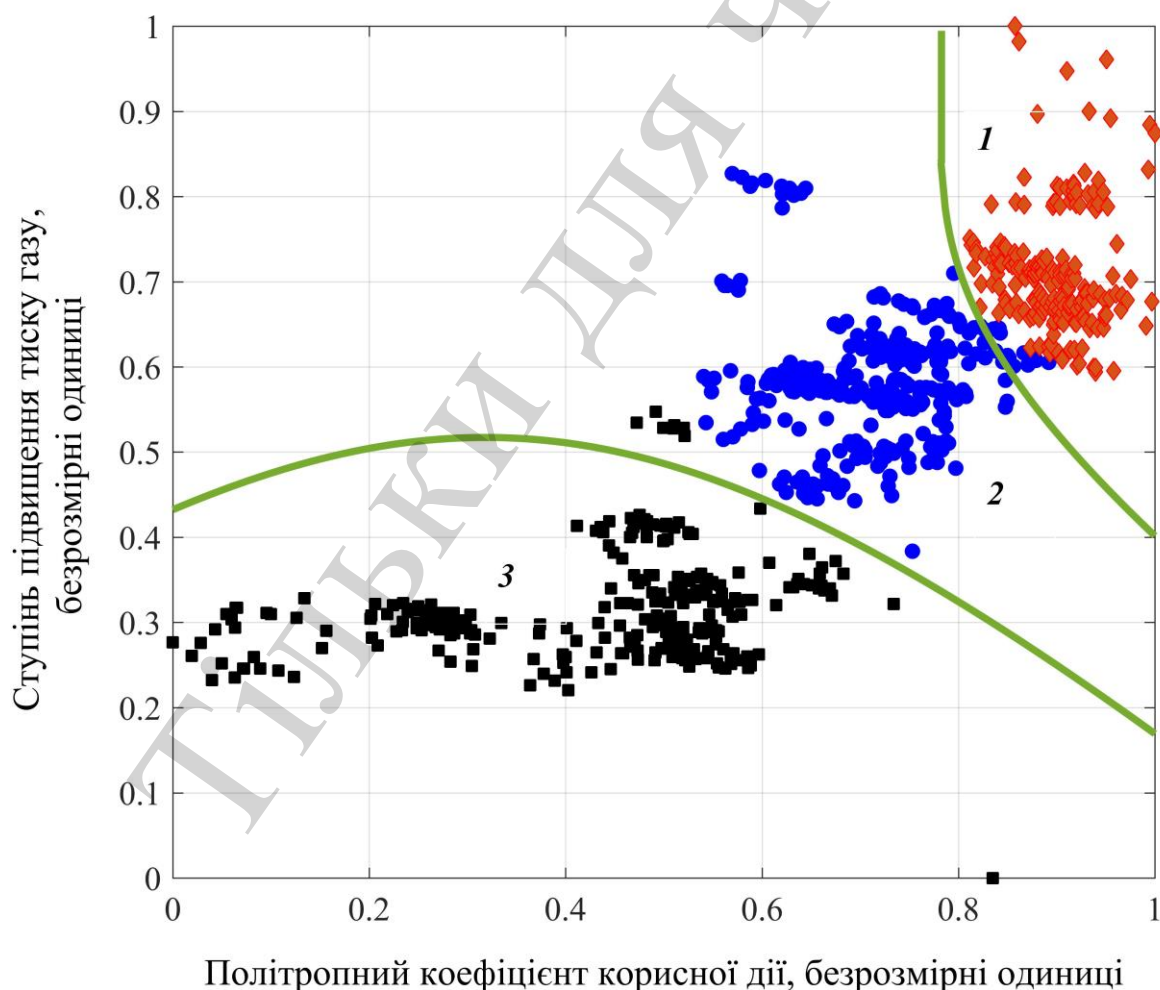


Рис. 2. Площина технічних станів відцентрового нагнітача природного газу з нанесеними роздільними лініями

Аналіз отриманих результатів (рис. 2) показує, що частина ознак із другого класу попала в перший клас, а частина ознак із третього класу перейшла в другий клас.

Із рис. 2 випливає, що 5 об'єктів із 572 із третього потрапили в другий клас, що становить 0,87 %; 7 об'єктів із 686 із другого класу були віднесені до першого класу, що становить 1,02 %.

Ефективність розбиття ознак на класи для даних, які організовані в окремі кластери завжди вища, ніж для розмитих даних [20]. Зважаючи на те, що дані, які подані на рис. 2, є розмитими, то отримані результати помилкового віднесення ознак до іншого класу невеликі і не перевищують 1 %.

Присудимо кожному із трьох класів певну кількість балів (рейтинг). Перший клас – «добре» 60 балів; другий клас – «прийнятно» 40 балів; третій клас – «допустимо» 20 балів.

Якщо, наприклад, стан відцентрового нагнітача природного газу буде характеризуватись значеннями (у безрозмірних одиницях)  $x_1=0,91$  і  $x_2=0,7$ , то його стан буде «прийнятний» і матиме рейтинг 60 балів.

## 7. Оптимальне керування роботою ГПА в умовах невизначеності

Оптимальне керування роботою ГПА передбачає визначення такого числа оборотів ротора відцентрового нагнітача, щоб критерій оптимальності (1) набув мінімального значення при виконанні обмежень (2)–(4) і (8).

У критерій оптимальності (1) входять величини – витрата наливного газу  $G$  і потужність викидів оксиду азоту  $E_p$ .

Витрата паливного газу є функцією таких режимних параметрів [6] як температура  $T_{in}$  і тиск  $P_{in}$  на виході нагнітача, ступінь підвищення тиску  $\varepsilon$ , тиск  $P_c$ , і температура  $T_c$  навколишнього середовища

$$G_i = f_G^{(i)}(n_i, P_{in}, T_{in}, \varepsilon, P_c, T_c). \quad (24)$$

Авторами роботи [21] встановлено, що потужність викидів оксиду азоту залежить як від технологічних параметрів, так і від конструктивних параметрів камери згоряння. У процесі експлуатації камер згоряння її конструктивні параметри практично не змінюються. Тому потужність викидів оксиду азоту є функцією таких режимних параметрів як тиск  $P_{ac,i}$  і температура  $T_{ac,i}$  на виході осевого компресора, температура  $T_{ht,i}$  на виході турбіни високого тиску та витрата  $G_i$  паливного газу

$$E_{p,i} = f_{E,i}(P_{ac,i}, T_{ac,i}, T_{ht,i}, G_i). \quad (25)$$

У роботі [6] показано, що умови (2) і (3) корегують обмеження (4). Для цього визначають залежності

$$T_{out}^{(i)} = f_{out}^{(i)}(n_i, P_{in}, T_{in}, \varepsilon, P_c, T_c), \quad (26)$$

$$T_{tur}^{(i)} = f_{tur}^{(i)}(n_i, P_{in}, \varepsilon, P_c, T_c). \quad (27)$$

Функціональна залежність випрати паливного газу від режимних факторів матиме такий вигляд:

$$q_i = f_i^{(i)}(n_i, P_{in}, T_{in}, \varepsilon, P_c, T_c). \quad (28)$$

Ступінь підвищення тиску  $\varepsilon$  визначають за такою формулою [22]:

$$\varepsilon = \frac{P_{out}}{P_{in}},$$

де  $P_{in}$ ,  $P_{out}$  – абсолютні тиски.

Оскільки відцентрові нагнітачі працюють паралельно на загальний колектор, то тиск  $P_{in}$  і температура  $T_{in}$  на вході в нагнітач, тиск  $P_{out}$  на виході із нагнітача, тиск  $P_c$  і температура  $T_c$  навколишнього середовища для групи нагнітачів приймаються однаковими.

Залежності (24) і (25)–(28) будемо апроксимувати поліномом степені  $r$ , який за своєю структурою співпадає з поліномом (19).

Для вибору оптимальної структури полінома застосуємо генетичний підхід [3]. Допустимо, що вибрана степінь полінома (19). Частина коефіцієнтів емпіричної моделі (19) може мати нульові значення, а інша частина коефіцієнтів відмінною від нуля. Утворимо упорядковану послідовність із одиниць і нулів довжиною  $M$  (20). Якщо  $i$ -тий коефіцієнт полінома (19) відмінний від нуля, то на  $i$ -му місці упорядкованої послідовності буде знаходитись одиниця і якщо  $j$ -тий коефіцієнт полінома (19) дорівнює нулеві, то на  $j$ -тій позиції в упорядкованій послідовності буде – нуль. Таку упорядковану послідовність у теорії генетичних алгоритмів називають хромосомою. Сукупність хромосом утворює популяцію [23]. Із утвореної популяції методом природного відбору необхідно вибрати найбільш «пристосовану» хромосому. Такий відбір здійснюється за допомогою функції пристосування із застосуванням операторів схрещування і мутації [6]. Для відбору кращої хромосоми множину всіх можливих експериментальних значень, які використовуються для побудови емпіричних моделей (24) і (26)–(28), розбивають на дві частини – навчальну і перевірну. Навчальна частина загальної множини служить для розрахунку параметрів моделі, структура якої визначається вибраною за певним алгоритмом хромосомою із сформованої популяції. Перевірна частина загальної множини служить для відбору кращої хромосоми із популяції за допомогою функції пристосування, якою є критерій регулярності або зміщення [24]. Відібрана хромосома за одним із двох критеріїв визначає структуру емпіричної моделі оптимальної складності.

Після того як вибрана структура емпіричної моделі здійснюється перерахунок її параметрів на всій множині експериментальних даних.

Аналіз залежності (25) показує, що потужність викидів оксидів азоту, крім інших факторів, залежить від витрати паливного газу. З іншого боку, як показує

залежність (24), витрата паливного газу є функцією (крім інших факторів) частоти обертання ротора. Тому співвідношення (25) запишемо у такому вигляді:

$$E_{p,i} = f_{E,i}(n_i, P_{ac,i}, T_{ac,i}, T_{ht,i}), \quad (29)$$

Емпіричну залежність (29) будемо шукати у вигляді полінома (19) степені  $r$ . Для визначення оптимальної структури емпіричної моделі (19) скористаємося методом [25], який ґрунтується на ідеї генетичних алгоритмів. Кожному коефіцієнту моделі (19) будемо ставити у відповідність «1» або «0». У результаті отримаємо упорядковану послідовність, яка у теорії генетичних алгоритмів носить назву хромосоми. Така хромосома довжиною  $M$  (20) визначає структуру емпіричної моделі. Для вибору оптимальної структури моделі (19) випадковим чином генерується множина хромосом, яка утворює популяцію. Із початкової популяції шляхом застосування операторів схрещування і мутації, які імітують природний відбір, формують нову популяцію, із краще «пристосованих» хромосом. Відбір хромосом до нової популяції здійснюється за допомогою одного із критеріїв – регулярності або зміщення [26]. Для відбору кращої хромосоми множину експериментальних даних розбивають на дві частини у певній пропорції [24] – навчальну і перевірну. Навчальна частина служить для визначення параметрів моделі (19), структура якої залежить від чергової хромосоми. На перевірній частині обчислюється критерій пристосування з використанням отриманої моделі. Процес формування нових популяцій із кращих хромосом циклічно повторюється до досягнення мінімального значення одного із критеріїв пристосування. Та хромосома, яка мінімізує функцію пристосування і визначає структуру емпіричної моделі (19) оптимальної складності.

Експериментальні дані, отримані на компресорній станції «Любни» УМГ «Київтрансгаз» шляхом спостереження за роботою ГПА типу ГТ-750-6, апроксимувались поліномом (19) степені  $r$ . Аргументи функціональної залежності (19) приведені до безрозмірної форми за такою формулою:

$$x_i = \frac{X_i - X_{i,\max}}{X_{i,\max} - X_{i,\min}}, \quad i=1 \dots 4, \quad (30)$$

де  $X_1=P_{ac}$ ;  $X_2=T_{ac}$ ;  $X_3=T_{ht}$ ;  $X_4=n$ .

Були вибрані такі параметри алгоритму синтезу емпіричних моделей оптимальної складності:

- найбільша степінь полінома –  $r=3$ ;
- кількість хромосом у популяції –  $t_s=20$ ;
- кількість точок спостережень  $N_{po}=12$ ;
- кількість хромосом у підгрупі (метод селекції – турнірний – [23]) –  $N_g=4$ ;
- ймовірність схрещування –  $P_c=0,9$ ;
- ймовірність мутації  $P_m=0,1$ ;
- навчальна множина експериментальних даних  $N_A=[0,7N_{po}]$ ;
- перевірна множина експериментальних даних  $N_B=N_{po}-[0,7N_{po}]$ ;
- критерій селекції – критерій регулярності.

Отримана така структура залежності (28), яка була вибрана у вигляді полінома (19):

$$E_{p,i} = a_1 + a_2x_1 + a_3x_2 + a_4x_4 + a_5x_2^2 + a_6x_1x_3 + a_7x_2x_3 + a_8x_1x_4 + a_9x_2x_4 + a_{10}x_3x_4 + a_{11}x_1^3 + a_{12}x_1x_2^2 + a_{13}x_2^3 + a_{14}x_1^2x_3 + a_{15}x_2^2x_3 + a_{16}x_2x_3x_4 + a_{17}x_3^2x_4 + a_{18}x_1x_4^2, \quad (31)$$

де  $a_1=1,2583$ ;  $a_2=2,7995$ ;  $a_3=7,8450$ ;  $a_4=-13,9777$ ;  $a_5=34,7126$ ;  $a_6=-26,1026$ ;  $a_7=-76,1143$ ;  $a_8=65,5680$ ;  $a_9=-16,9500$ ;  $a_{10}=34,4158$ ;  $a_{11}=-84,8591$ ;  $a_{12}=168,0457$ ;  $a_{13}=-25,1591$ ;  $a_{14}=27,4411$ ;  $a_{15}=-13,8948$ ;  $a_{16}=-169,4052$ ;  $a_{17}=99,1393$ ;  $a_{18}=-18,5229$ .

Результат роботи програмного забезпечення задачі синтезу моделей оптимальної складності відображає рис. 3, де «+» відмічені дані експерименту, а «о» – дані отримані як результат розрахунку за формулою (31).

Аналіз рис. 3 показує, що є досить висока збіжність експериментальних даних і даних, які отримані як результат розрахунку за емпіричною моделлю (31). Коефіцієнт кореляції між цими даними близький до одиниці.

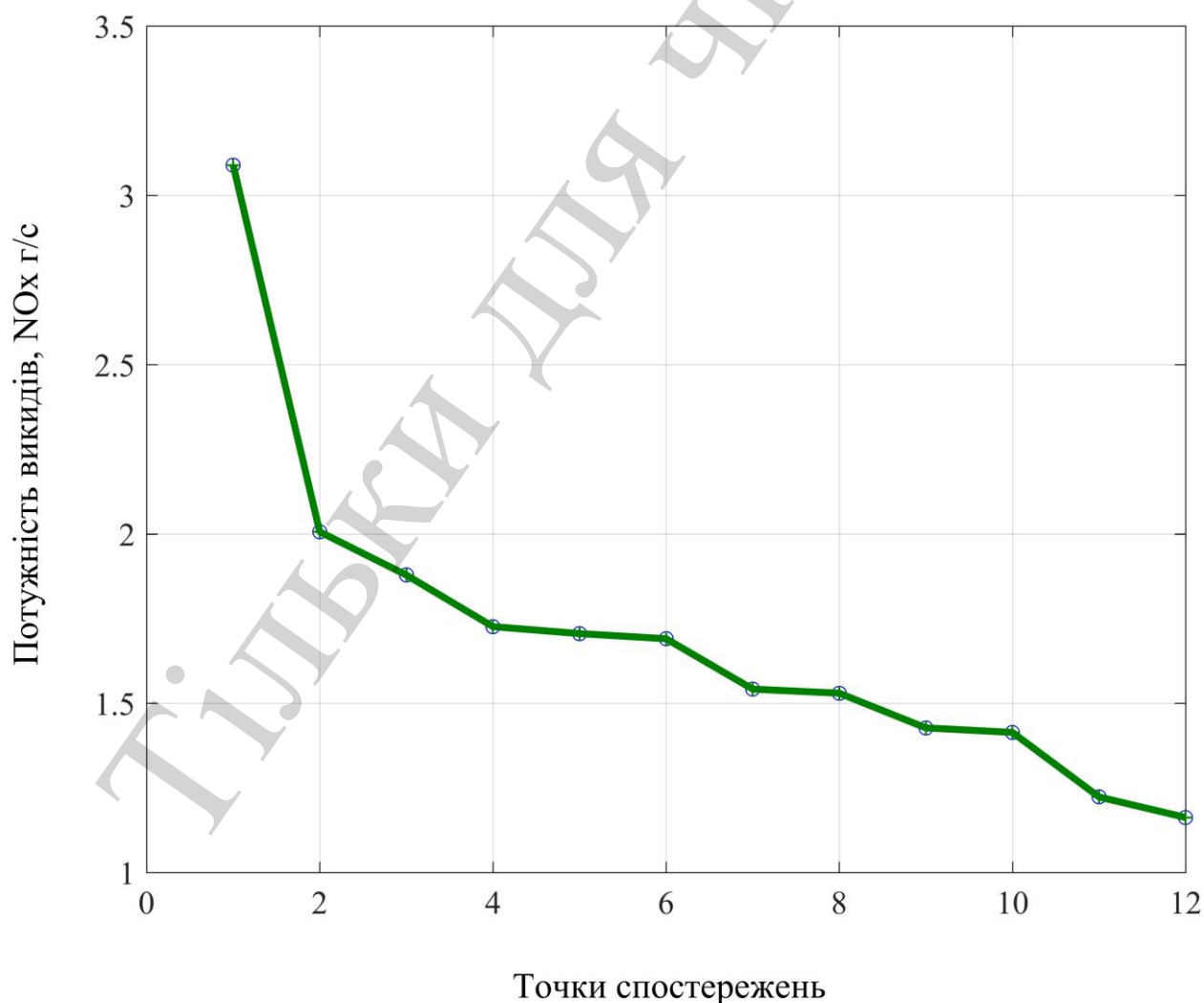


Рис. 3. Залежність потужності викидів оксиду азоту від технологічних факторів



Побудова емпіричних моделей (24) і (26)–(28) здійснювалась за тим же алгоритмом, що і побудова моделі (29). Як приклад, на рис. 4 наведений графік залежності температури на виході нагнітача природного газу від технологічних факторів, які є аргументами функції (26).

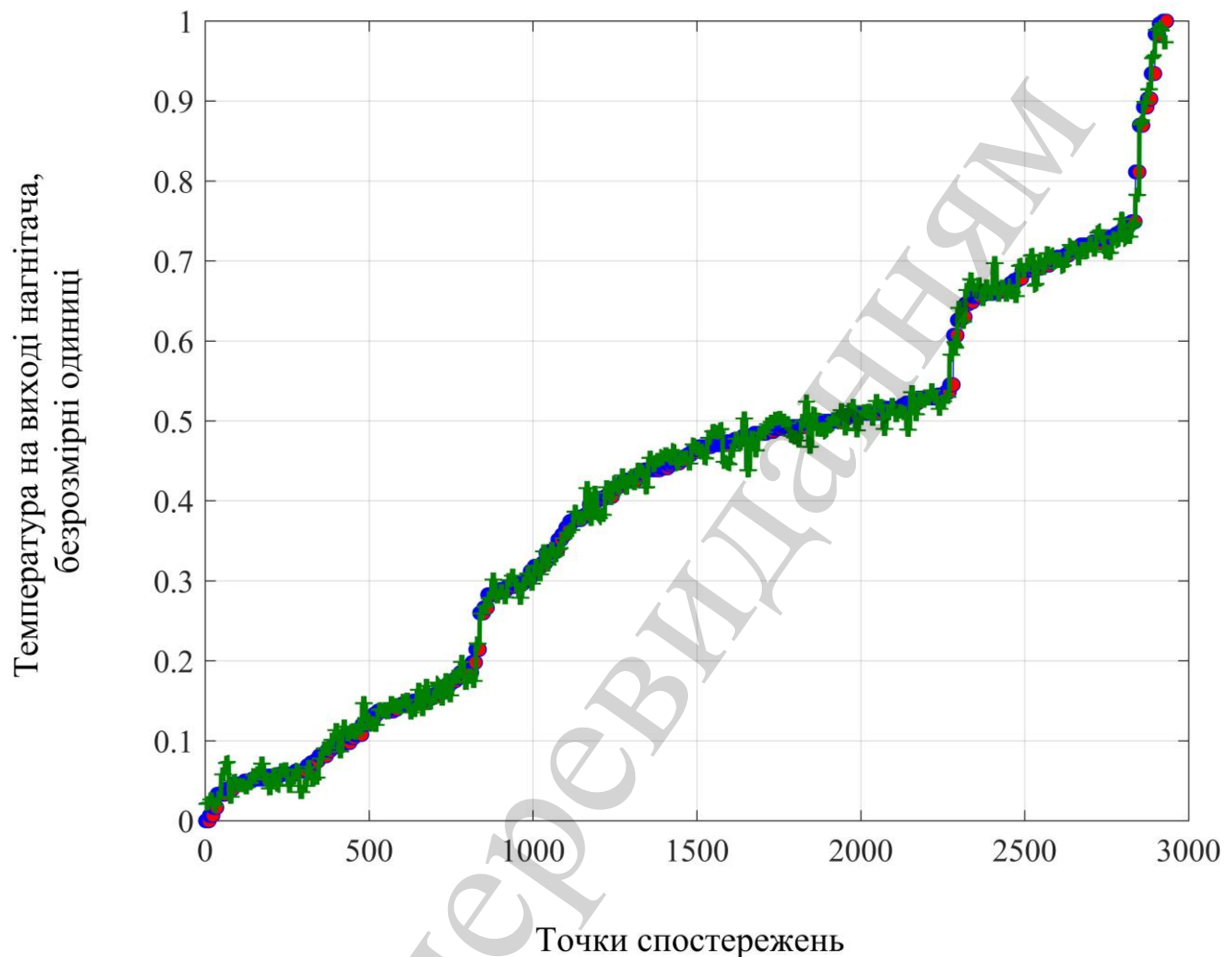


Рис. 4 Залежність температури газу на виході із нагнітача від технологічних факторів

Адекватність отриманої емпіричної моделі перевірялась шляхом побудови довірчих інтервалів (рис. 5) і обчислення коефіцієнта кореляції [27] між експериментальними даними і даними, які отримані за результатами обчислень за формулою (19). Обчислене значення коефіцієнта кореляції  $K_y=0,9896$ . Аналіз рис. 5 і значення коефіцієнта кореляції, яке близьке до одиниці свідчать про адекватність отриманої емпіричної моделі.

Формулу для перерахунку безрозмірних одиниць в фізичні одиниці температури просто отримати із виразу (30)

$$T_{out} = \Delta_{out} x_{out} + T_{out, \min}, \quad (32)$$

де  $\Delta_{out}=T_{out,max}-T_{out,min}$ ;  $x_{out}$  – значення температури на виході нагнітача в безрозмірних одиницях;  $T_{out,max}$ ,  $T_{out,min}$  – мінімальне і максимальне значення температури на виході нагнітача в сформованому масиві експериментальних даних.

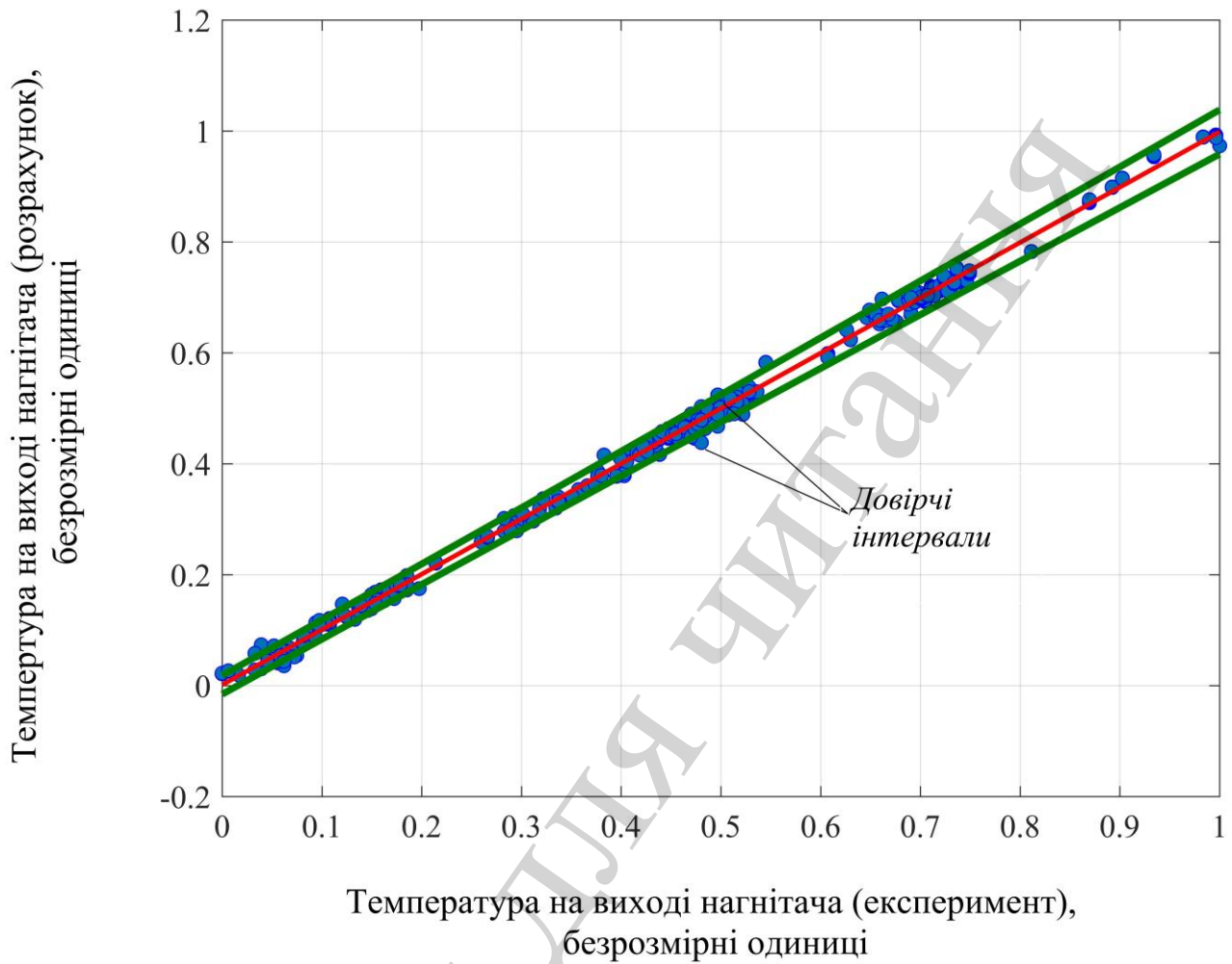


Рис. 5. Довірчі інтервали для функціональної залежності (26)

Для розв'язання задачі оптимального керування роботою відцентрових нагнітачі природного газу необхідно врахувати обмеження (2) і (3). Врахування обмежень (2), (3) здійснюється за такою процедурою [28]. Для визначеного технологічного режиму величини, які є аргументами функціональних залежностей (26), (27), набудуть конкретних значень. Привівши їх до безрозмірного виду за формулою (30) і підставивши отримані значення у відповідні емпіричні моделі оптимальної складності, отримаємо такі поліноміальні залежності:

$$y_j = \sum_{k \in \mathfrak{R}_j} a_k^{(j)} x_{1,j}^{s_{kz}}, \quad j = 1, 2, \quad (33)$$

де  $y_1$  і  $y_2$  – температура природного газу на виході із нагнітача і температура продуктів згоряння на виході турбіни низького тиску;  $a_k^{(j)}$  – ненульові коефіцієнти полінома (33);  $\mathfrak{R}_j$  – множина ненульових коефіцієнтів залежності (33);  $s_{kz}$

– елементи матриці показників полінома (19);  $z$  – номер стовпця матриці показників полінома, з яким асоційована величини  $n_i$ .

Матриця показників степний полінома (19), має такий вигляд:

$$S = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1m_t} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2m_t} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ s_{M1} & s_{M2} & \cdots & s_{Mm_t} \end{bmatrix}.$$

Очевидно, що сума елементів кожного рядка матриці  $S$  задовольняє такий умові:  $\sum_{v=1}^{m_t} s_{kv} \leq r, \quad v = \overline{1, m_t}$ .

Оскільки величина  $y_1$  – безрозмірна величина, то перехід до розмірної величини  $T_{out}$  здійснюється за формулою (32). Аналогічний перерахунок робимо і для безрозмірної величини  $y_2$ . У результаті отримаємо розмірну величину  $T_{tur}$ .

Запишемо формулу (32) у загальному вигляді

$$T_j = \Delta_j y_j + T_{j,\min}, \quad (34)$$

де  $T_1 = T_{out}$ ;  $T_2 = T_{tur}$ ;  $\Delta_j = T_{j,\max} - T_{j,\min}$ ;  $j = 1, 2$ .

Значення  $y_i$  із (33) підставимо в (34). У результаті отримаємо

$$T_j = \Delta_j \sum_{k \in \mathcal{R}_i} a_k^{(j)} x_{1,j}^{s_{kz}} + T_{j,\min}. \quad (35)$$

Максимальні значення температур, які визначені співвідношеннями (2) і (3), позначимо як  $\tilde{T}_{j,\max}$ , де  $\tilde{T}_{1,\max} = \tilde{T}_{out,\max}$ ;  $\tilde{T}_{2,\max} = \tilde{T}_{tur,\max}$ . Відмітимо, що у загальному випадку  $\tilde{T}_{j,\max}$  буде відрізнятися від значень  $T_{out,\max}$  і  $T_{tur,\max}$ , які зафіксовані як відповідні максимальні значення у масивах температур.

Підставляючи значення  $\tilde{T}_{j,\max}$  у формулу (35), приходимо до такого рівняння:

$$\Delta_j \sum_{k \in \mathcal{R}_i} a_k^{(j)} x_{1,j}^{s_{kz}} + T_{j,\min} - \tilde{T}_{j,\max} = 0. \quad (36)$$

Наведемо, як приклад, застосування розробленого методу урахування обмеження (2). За результатами спостережень за роботою нагнітача на засадах генетичних алгоритмів отримана емпірична модель залежності (26) у вигляді полінома третьої степені (рис. 4)

$$\begin{aligned}
y_1 = & a_1 + a_2x_1 + a_3x_3 + a_4x_1^2 + a_5x_2x_3 + a_6x_3^2 + a_7x_1x_4 + \\
& + a_8x_3x_4 + a_9x_1x_5 + a_{10}x_3x_5 + a_{11}x_1x_6 + a_{12}x_2x_6 + a_{13}x_4x_6 + \\
& + a_{14}x_2^3 + a_{15}x_1^2x_3 + a_{16}x_1x_2x_3 + a_{17}x_2^2x_3 + a_{18}x_3^3 + a_{19}x_1^2x_4 + \\
& + a_{20}x_2^2x_4 + a_{22}x_1x_3x_4 + a_{23}x_1x_3x_5 + a_{24}x_3^2x_5 + a_{25}x_2x_4x_5 + \\
& + a_{26}x_4^2x_5 + a_{27}x_4x_5^2 + a_{28}x_2^2x_6 + a_{29}x_3^2x_6 + a_{30}x_1x_5 + a_{31}x_3x_4x_6 + \\
& + a_{32}x_2x_4x_6 + a_{33}x_5^2x_6 + a_{34}x_1x_6^2 + a_{35}x_3x_6^2 + a_{36}x_6^3.
\end{aligned} \tag{37}$$

Відмітимо, що повний поліном шести змінних і третьої степені згідно формули (20) мав би 84 члени. Застосування розробленого методу побудови емпіричних моделей оптимальної складності дало змогу зменшити кількість членів емпіричної моделі (19) з 84 до 36.

Для заданого режиму роботи відцентрового нагнітача технологічні параметри приводимо до безрозмірних одиниць. Це такі параметри як тиск  $P_{in}$  і температура газу  $T_{in}$  на вході в нагнітач, ступінь підвищення тиску  $\varepsilon$  природного газу, тиск  $P_c$  і температура  $T_c$  навколишнього середовища. Якщо тепер отримані значення безрозмірних параметрів  $x_2, x_3, x_4, x_5$  і  $x_6$  відставити в емпіричну модель (37), то отримаємо таке алгебраїчне рівняння відносно змінної  $x_1$ :

$$A_0x_1^2 + A_1x_1 + A_2 = 0, \tag{38}$$

де

$$\begin{aligned}
A_0 = & (a_4 + a_{15}x_3 + a_{19}x_4)x_1^2; \\
A_1 = & (a_2 + a_7x_4 + a_9x_5 + a_{11}x_6 + a_{16}x_2x_3 + \\
& + a_{22}x_3x_4 + a_{23}x_3x_5 + a_{30}x_5 + a_{34}x_6^2)x_1; \\
A_2 = & a_1 + a_3x_3 + a_5x_2x_3 + a_6x_3^2 + a_8x_3x_4 + \\
& + a_{10}x_3x_5 + a_{12}x_2x_6 + a_{13}x_4x_6 + a_{14}x_2^3 + \\
& + a_{17}x_2^2x_3 + a_{18}x_3^3 + a_{20}x_2^2x_4 + a_{24}x_3^2x_5 + \\
& + a_{25}x_2x_4x_5 + a_{26}x_4^2x_5 + a_{27}x_4x_5^2 + a_{28}x_2^2x_6 + \\
& + a_{29}x_3^2x_6 + a_{31}x_3x_4x_6 + a_{32}x_2x_4x_6 + a_{33}x_5^2x_6 + \\
& + a_{35}x_3x_6^2 + a_{36}x_6^3 + (T_{1,\min} - \tilde{T}_{1,\max}) / \Delta_1.
\end{aligned}$$

Розв'язавши квадратний тричлен (38) і взявши додатний його корінь, знайдемо змінну  $x_1$ . Знайдений змінні  $x_1$  відповідає певне число обертів ротора нагнітача, яке спід привести до розмірного вигляду за формулою, яка подібна до формули (32)

$$\tilde{n}_1 = \Delta_n x_1 + n_{1,\min}, \quad (39)$$

де  $\Delta_n = n_{1,\max} - n_{1,\min}$ .

Знайдене значення  $\tilde{n}_1$  гарантує виконання нерівності (2).

Аналогічна процедура визначення  $\tilde{n}_2$  буде гарантувати виконання умови (3). Тоді верхня межа обмеження на максимальне число оборотів ротора нагнітача буде визначатись таким співвідношенням [8]:

$$\tilde{n}_{\max} = \min : (n_1, n_2, n_{\max}). \quad (40)$$

Оскільки для функцій (24) і (28) не існує аналітичних виразів, то залежності (24) і (28) будемо апроксимувати поліномами типу (19), структура яких визначається на засадах генетичних алгоритмів.

Залежності (24), (28) і (29), які входять в критерій оптимальності (1) та обмеження (5) при заданих технологічних параметрах  $P_{in}$ ,  $T_{in}$ ,  $\varepsilon$ ,  $P_c$ ,  $T_c$ ,  $P_{ac,i}$ ,  $T_{ac,i}$  і  $T_{ht,i}$  будуть тільки функціями змінної  $n_i$ .

Приймаємо, що у формулі (33)  $z=1$ , а відповідні змінні  $P_{in}$ ,  $T_{in}$ ,  $\varepsilon$ ,  $P_c$ ,  $T_c$ ,  $P_{ac,i}$ ,  $T_{ac,i}$  і  $T_{ht,i}$  приведені до безрозмірної форми. Витрата паливного газу і потужності викидів оксиду азоту будуть вимірюватись відповідно в  $m^3/c$  і  $kz/c$ . Тоді критерій оптимальності (1) і обмеження (8) будуть залежати від функцій, які є поліномами певних степенів. Маємо

$$R(\bar{x}^{(1)}) = c \sum_{j=1}^m \left( \sum_{k \in \mathfrak{R}_{g,j}} a_{g,k}^{(j)} x_{1,j}^{s_{k1}} + r_c \sum_{k \in \mathfrak{R}_{E,j}} a_{E,k}^{(j)} x_{1,j}^{s_{k1}} \right), \quad (41)$$

$$\sum_{j=1}^m k_j \left( \sum_{k \in \mathfrak{R}_{q,j}} a_{q,k}^{(j)} x_{1,j}^{s_{k1}} \right) = q_0, \quad (42)$$

де  $r_c = \frac{c_f}{c}$ ;  $\mathfrak{R}_{g,j}$ ,  $\mathfrak{R}_{E,j}$ ,  $\mathfrak{R}_{q,j}$  – множина ненульових коефіцієнтів при степенях відповідних поліномів.

З врахуванням умови (40) обмеження (4) на число обертів ротора нагнітача набуде такого вигляду:

$$n_{j,\min} \leq n_j \leq \tilde{n}_{j,\max}, \quad j = \overline{1, m}. \quad (43)$$

Умову (43) запишемо у безрозмірних одиницях. Для цього скористаємося формулою (40), яку подамо у такому вигляді:

$$n_j = \Delta_s x_{1,j} + n_{s,\min}, \quad j = \overline{1, m}. \quad (44)$$

Якщо врахувати значення  $n_j$ , яке визначається формулою (44), то отримаємо

$$\alpha_j \leq x_{1,j} \leq \beta_j, \quad j = \overline{1, m}, \quad (45)$$

де

$$\alpha_j = \frac{n_{j,\min} - n_{s,\min}}{\Delta_s}; \quad \beta_j = \frac{\tilde{n}_{j,\max} - n_{s,\min}}{\Delta_s}, \quad j = \overline{1, m}.$$

У загальному випадку для побудови емпіричних моделей (24) і (28) використовують одну і ту ж множину спостережень, а для побудови емпіричної моделі (25) може бути взята інша множина спостережень. У такому випадку  $\Delta_s \in \{\Delta_{gq}, \Delta_E\}$  і  $n_{s,\min} \in \{n_{gq,\min}, n_{E,\min}\}$ .

У відповідності до РД 52.04-186-89 заміри концентрацій оксиду азоту проводяться 4 рази за добу. Для побудови емпіричної залежності (29) для отримання проміжних точок на інтервалі спостережень необхідно використати процедуру інтерполяції, наприклад, інтерполяційними сплайнами [29]. Тому значення коефіцієнтів полінома  $a_{E,k}^{(j)}$  будуть не точними, а належатимуть деякому інтервалові.

Для вимірювання витрати природного газу, який переміщується групою нагнітачів, на вхідній лінії встановлений конфузور, який дає змогу за перепадом тиску вимірювати об'ємну витрату природного газу [22].

Дослідження, проведені автором роботи [30], показали, що вимірювання витрати природного газу за допомогою перепаду тиску на конфузорі дає похибку до 20 %.

Таким чином, коефіцієнти  $a_{E,k}^{(j)}$  і  $a_{q,k}^{(j)}$  будемо вважати нечіткими числами з трикутною функцією належності [6], яка описується таким співвідношенням:

$$\mu(\chi) = \begin{cases} -\frac{2}{\Delta}(\chi_0 - \chi) + 1, & \chi \in [\chi_0 - \Delta / 2; \chi_0], \\ \frac{2}{\Delta}(\chi - \chi_0) + 1, & \chi \in [\chi_0; \chi_0 + \Delta / 2], \end{cases} \quad (46)$$

де  $\chi_0$  – модельне значення функції належності.

Трикутна функція належності  $\mu(\chi)$  – це рівнобедрений трикутник висотою одиниця ( $\mu(\chi_0) = 1$ ) і з шириною основи  $\Delta$ . Оскільки функція  $\mu(\chi)$  є кусково-неперервною і в точках  $\mu(\chi_0 - 1)$ ,  $\mu(\chi_0)$  і  $\mu(\chi_0 + 1)$  похідна від  $\mu(\chi)$  не існує, то така функція не зручна для практичного використання. Тому в роботі [6] функцію  $\mu(\chi)$  запропоновано апроксимувати гаусовою функцією

$$\mu(\chi) = \exp\left(-\frac{(\chi - \chi_0)^2}{2\sigma_\mu^2}\right), \quad (47)$$

де  $\sigma_\mu$  – показник концентрації нечіткої величини  $\chi$ .

Як показано у роботі [25], вибір параметру  $\sigma_\mu$  за умови проходження функції належності (47) через точку з координатами  $\left(\chi_0 - \frac{\Delta}{4}; \frac{1}{2}\right)$  забезпечує мінімальну похибку апроксимації трикутної функції належності (46) гаусовою функцією.

Тоді

$$\sigma_\mu = k_\sigma \Delta, \quad (48)$$

де  $k_\sigma = (32 \ln 2)^{-1/2}$ .

Таким чином, допускаємо, що нечіткі величини  $a_{E,k}^{(j)}$  і  $a_{q,k}^{(j)}$  мають функцію належності подібну до (47), де показник концентрації обчислюється за формулою (48).

Виходячи з того, що  $a_{E,k}^{(j)}$  є нечіткою величиною, відповідно нечіткою величиною буде і другий доданок критерію оптимальності (41). Позначимо його як  $O_N$ , тобто

$$O_N = r_c \sum_{k \in \mathcal{R}_{E,j}} a_{E,k}^{(j)} x_{1,j}^{s_{k1}}. \quad (49)$$

Знайдемо функцію належності  $\mu(O_N)$  нечіткої величини  $O_N$ . У випадку, коли є сума нечітких величин з гаусовою функцією належності і кожна з них помножена на постійну чітку величину, то у результаті отримуємо нечітку величину, функція належності якої є також гаусовою [31]. Отже,

$$\mu(O_N) = \exp\left(-\frac{(O_N - m_O)^2}{2\sigma_O^2}\right). \quad (50)$$

Для знаходження параметрів функції належності скористаємося правилами нечіткої алгебри [31], яка визначає арифметичні дії над нечіткими числами ( $L-R$ ) – типу в гаусовому базисі. Можна показати [32], що

$$m_O = r_c \sum_{k \in \mathcal{R}_{E,j}} a_{E,k}^{(j)} x_{1,j}^{s_{k1}}, \quad (51)$$

$$\sigma_O^2 = r_c^2 \sum_{k \in \mathcal{R}_{E,j}} \sigma_{\mu,k}^2 x_{1,j}^{2s_{k1}}, \quad (52)$$

де  $a_{E_0,k}^{(j)}$  – модальне значення нечіткої величини  $a_{E,k}^{(j)}$ .

Врахуємо те, що  $\sigma_{\mu,k}^2$ , визначається формулою (48). Тоді співвідношення (52) набуде такого вигляду:

$$\sigma_O^2 = r_c^2 k_\sigma^2 \sum_{k \in \mathcal{R}_{E,j}} \left( \Delta_{E,k}^{(j)} \right)^2 x_{1,j}^{2s_{k1}}, \quad j = \overline{1, m}. \quad (53)$$

Задамо  $\gamma$  – зрізом для функції належності (49). У результаті отримаємо рівняння

$$\exp\left(-\frac{(O_N - m_O)^2}{2\sigma_O^2}\right) = \gamma.$$

Розв'язуючи останнє рівняння відносно  $O_N$ , отримаємо

$$O_N = \sigma_O \sqrt{\ln \frac{1}{\gamma^2}} + m_O, \quad (54)$$

де  $0 < \gamma \leq 1$ .

Для кожного коефіцієнта  $a_{E,k}^{(j)}$ , що входить у формулу (49) визначимо деяку величину  $0 < \delta_{k,j} \leq 1$ , так що  $\Delta_{E,k}^{(j)} = \delta_{E,k}^{(j)} a_{E_0,k}^{(j)}$ . З врахуванням останнього співвідношення знаходимо, що

$$\sigma_O^2 = r_c^2 k_\sigma^2 \sum_{k \in \mathcal{R}_{E,j}} \left( \delta_{E,k}^{(j)} a_{E_0,k}^{(j)} \right)^2 x_{1,j}^{2s_{k1}}. \quad (55)$$

Враховуючи значення  $m_O$  і  $\sigma_O$ , які визначені формулами (51) і (55), отримаємо

$$O_N = K_E \left( \sum_{k \in \mathcal{R}_{E,j}} \left( \delta_{E,k}^{(j)} a_{E_0,k}^{(j)} \right)^2 x_{1,j}^{2s_{k1}} \right)^{1/2} + r_c \sum_{k \in \mathcal{R}_{E,j}} a_{E_0,k}^{(j)} x_{1,j}^{s_{k1}}, \quad (56)$$

де

$$K_E = r_c k_\sigma \sqrt{\ln \frac{1}{\gamma^2}}.$$

Після врахування значення  $O_N$ , яке задане виразом (56), критерій оптимальності (41) набуде такого значення:



$$R(\bar{x}^{(1)}) = c \sum_{j=1}^m \left( \sum_{k \in \mathcal{R}_{g,j}} a_{g,k}^{(j)} x_{1,j}^{s_{k1}} + r_c \sum_{k \in \mathcal{R}_{E,j}} a_{E_0,k}^{(j)} x_{1,j}^{s_{k1}} + K_E \left( \sum_{k \in \mathcal{R}_{E,j}} \left( \delta_{E,k}^{(j)} a_{E_0,k}^{(j)} \right)^2 x_{1,j}^{2s_{k1}} \right)^{1/2} \right). \quad (57)$$

На відміну від (41), критерій оптимальності (57) вміщує додаткову складову, яка є своєрідною «платою» за неможливість точного знання залежності (49).

Оскільки коефіцієнти  $a_{q,k}^{(j)}$ ,  $j = \overline{1, m}$ , нечіткі величини з трикутною функцією належності, яку будемо апроксимувати гаусовою функцією (47), то, повторюючи раніше зроблені викладки, приходимо до висновку, що

$$\sum_{j=1}^m k_j \left( \sum_{k \in \mathcal{R}_{q,j}} a_{q_0,k}^{(j)} x_{1,j}^{s_{k1}} + K_q \left( \sum_{k \in \mathcal{R}_{q,j}} \left( \delta_{q,k}^{(j)} a_{q_0,k}^{(j)} \right)^2 x_{1,j}^{2s_{k1}} \right)^{1/2} \right) = q_0, \quad (58)$$

де  $K_q = k_\sigma \sqrt{\ln \frac{1}{\gamma^2}}$ ;  $0 < \delta_{q,k}^{(j)} \leq 1$ ;  $a_{q_0,k}^{(j)}$  – модальні значення коефіцієнтів емпіричної моделі.

Тепер задачу оптимального керування роботою відцентрових нагнітачів природного газу сформулюємо у такий спосіб. На компресорній станції встановлено  $m$  паралельно працюючих газоперекачувальних агрегатів природного газу, які мають у своєму складі відцентрові нагнітачі з газотурбінним приводом. Для поточного технологічного режиму необхідно визначити такі значення числа обертів ротора кожного нагнітача, щоб критерій оптимальності (57) набув мінімального значення за умови виконання обмежень (45) і (58).

Критерій оптимальності (57) разом з обмеженнями (45) і (58) утворюють задачу нелінійного програмування і її розв’язок може бути знайдений одним із числових методів [33].

Розв’язування сформованої задачі дасть змогу визначити значення оборотів ротора  $x_{1,j}$ ,  $j = \overline{1, m}$  в безрозмірних одиницях. Для переходу від безрозмірних значень  $x_{1,j}$  до значень  $n_j$ ,  $j = \overline{1, m}$  в розмірних одиницях слід скористатись формулою (44).

## 8. Обговорення результатів досліджень щодо оптимального керування роботою відцентрових нагнітачів природного газу

Серед отриманих результатів досліджень слід виокремити два аспекти. По-перше – оцінка технічного стану нагнітачів здійснюється шляхом розбиття множини ознак на три класи і побудови роздільних кривих між класами (рис. 2). Такий підхід, на відміну від запропонованого методу у роботі [12], виключає суб’єктивну думку експертів в оцінці технічного стану нагнітача. При реалізації запропонованого методу можуть виникнути певні труднощі у випад-

ку, коли черговий образ, який характеризує поточний стан нагнітача, попадає в приграничну область роздільної кривої. У такому випадку рішення приймається за принципом «меншого зла».

По-друге, критерій оптимальності вміщує дві складові. Перша з них характеризує витрати паливного газу на привід газотурбінного двигуна. Друга складова це потужність викидів оксидів азоту в атмосферу.

Формалізована постановка задачі оптимального керування роботою відцентрових нагнітачів природного газу вимагає побудови емпіричних моделей. Процес побудови таких моделей здійснюється за допомогою розробленого методу, який ґрунтується на теорії генетичних алгоритмів. Застосування розробленого методу показало, що емпіричні моделі мають оптимальну складність і є адекватними до експериментальних даних.

Слід відмітити, що розроблені алгоритми оцінки технічного стану нагнітачів і побудови емпіричних моделей на засадах генетичних алгоритмів є адекватними експериментальним даним, що підтверджує їх ефективність і збіжність.

Подальші дослідження автори будуть вести у напрямку розроблення алгоритмічного і програмного забезпечення комп'ютерної системи оптимального керування роботою відцентрових нагнітачів природного газу.

## **9. Висновки**

1. Формалізована задача оптимального керування роботою нагнітачів природного газу, яка включає критерій оптимальності, обмеження на технологічні параметри та умову виконання планових завдань на транспортування газу групою паралельно працюючих нагнітачів. Розроблений критерій оптимального керування роботою відцентрових нагнітачів природного газу, і на відміні від відомих, враховує як витрати паливного газу на привід нагнітача, так і викиди шкідливих речовин в атмосферу. Наявність такого критерію у формалізованій постановці задачі оптимального керування роботою нагнітачів природного газу дасть змогу зменшити як затрати паливного газу, так і викиди оксиду азоту в атмосферу.

2. Для ідентифікації технічних станів нагнітачів природного газу виявлені ознаки технічних станів окремих вузлів, які утворюють множину образів. За допомогою штучної нейронної мережі Кохонена множина образів розбита на три класи, кожен із яких характеризує один із технічних станів нагнітача – «добрий», «прийнятний» і «допустимий». Кожному класові присвоєний певний рейтинг, що дало змогу визначити коефіцієнт завантаженості паралельно працюючого нагнітача.

3. Відділення одного класу від іншого здійснено за допомогою роздільних ліній, побудова яких зроблена з використанням функціоналу, значення якого визначається рівнянням роздільної лінії і координатами образів. Розроблено алгоритмічне забезпечення задачі, яке дає змогу за вибраним степенем полінома визначити параметри рівняння роздільної лінії. Визначення параметрів вибраного полінома здійснено шляхом знаходження розв'язку матричного рівняння, отриманого у результаті мінімізації критерію відокремлення двох класів.

4. Задача оптимального керування роботою відцентрових нагнітачів природного газу включає в себе критерій оптимальності, який враховує як енергетичні затрати, так і потужність викидів оксиду азоту в атмосферу, та обмеження на технологічні параметри. Невизначеність у роботі нагнітачів проявляється через неможливість безпомилкового визначення значень коефіцієнтів рівнянь регресії, які трактуються як нечіткі величини. З використанням правил нечіткої арифметики отримані значення критерію оптимальності і обмеження на число обертів ротора нагнітача і на технологічні параметри – температуру на виході нагнітача та температуру продуктів згоряння на виході турбіни низького тиску, які враховують умови невизначеності. У результаті отримали задачу нелінійного програмування, яка може бути розв'язана одним з числових методів.

### Література

1. Замиховский, Л. М., Матвиенко, Р. М. (2015). Построение интеллектуальной системы поддержки принятия решений при управлении технологическим процессом компримирования газа. *ScienceRise*, 4 (2 (9)), 54–58. doi: <https://doi.org/10.15587/2313-8416.2015.41213>
2. Harihara, P. P., Parlos, A. G. (2012). Fault diagnosis of centrifugal pumps using motor electrical signals. *Centrifugal Pumps. InTech*, 15–32. doi: <https://doi.org/10.5772/26439>
3. Halimi, D., Hafafa, A., Boualie, E. (2014). Maintenance actions planning in industrial centrifugal compressor based on failure analysis. *Eksplotacja i Niezawodność – Maintenance and Reliability*, 16 (1), 17–21.
4. Jiang, Q., Shen, Y., Li, H., Xu, F. (2018). New Fault Recognition Method for Rotary Machinery Based on Information Entropy and a Probabilistic Neural Network. *Sensors*, 18 (2), 337. doi: <https://doi.org/10.3390/s18020337>
5. Huang, S. (2011). Immune Genetic Evolutionary Algorithm of Wavelet Neural Network to Predict the Performance in the Centrifugal Compressor and Research. *Journal of Software*, 6 (5). doi: <https://doi.org/10.4304/jsw.6.5.908-914>
6. Gorbiychuk, M., Pashkovskiy, B., Moyseenko, O., Sabat, N. (2017). Solution of the optimization problem on the control over operation of gas pumping units under fuzzy conditions. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 5 (2 (89)), 65–71. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2017.111349>
7. Ксенич, А. І., Васьковський, М. І. (2013). Енергоощадні режими роботи компресорних станцій. *Трубопровідний транспорт*, 4 (82), 18–19.
8. Горбійчук, М. І., Лазорів, А. М., Луцюк, І. І. (2011). Алгоритми оптимального керування процесом компримування природного газу. *Нафтогазова енергетика*, 2 (15), 48–56.
9. Umyshev, D. R., Dostiyarov, A. M., Tyutebayeva, G. M. (2017). Experimental investigation of the management of NOx emissions and their dependence on different types of fuel supply. *Espacios*, 38 (24), 17–21.
10. Southwestern Pennsylvania Marcellus Shale Short-Term Ambient Air Sampling Report. URL: [https://www.dep.state.pa.us/dep/deputate/airwaste/aq/aqm/docs/Marcellus\\_SW\\_11-01-10.pdf](https://www.dep.state.pa.us/dep/deputate/airwaste/aq/aqm/docs/Marcellus_SW_11-01-10.pdf)

11. Бабін, М. Є., Дубовський, С. В., Коберник, В. С., Рейсіг, В. А. (2008). Емісія оксидів азоту в теплоенергетичних установках. Проблеми загальної енергетики, 17, 46–49.
12. Горбійчук, М. І., Пашковський, Б. В. (2016). Метод визначення узагальненого коефіцієнта технічного стану газоперекачувального агрегату на засадах нечіткої логіки та генетичних алгоритмів. Методи та прилади контролю якості, 2 (37), 102–107.
13. Кутковецький, В. Я. (2017). Розпізнавання образів. Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 420.
14. Васильев, В. И. (1983). Распознающие системы. К.: Наукова думка, 423.
15. Осовский, С. (2004). Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 344.
16. Горбійчук, М. І., Щупак, І. В., Кімак, В. Л. (2010). Метод інтегральної оцінки технічного стану газоперекачувальних агрегатів. Нафтогазова енергетика, 2, 38–43.
17. ДСТУ 3161-95. Компресорне обладнання. Визначення вібраційних характеристик відцентрових компресорів та норми вібрації (1996). К.: Держстандарт України, 18.
18. Мурыгин, К. В. (2008). Построение классификаторов на основе разделяющих поверхностей. Штучний інтелект, 2, 65–69.
19. Горбійчук, М. І., Когутяк, М. І., Заячук, Я. І. (2008). Індуктивний метод побудови математичних моделей газоперекачувальних агрегатів природного газу. Нафтова і газова промисловість, 5, 32–35.
20. Han, J., Kamber, M., Pei, J. (2011). Data mining: Concepts and Techniques. Elsevier, 744. doi: <https://doi.org/10.1016/c2009-0-61819-5>
21. Саркисов, А. А., Рудаков, О. А., Саливон, Н. Д., Сигалов, Ю. В., Митрофанов, В. А. (2000). Математическая модель процессов образования и расчета загрязняющих веществ и оптимизация камер сгорания ГТД. Теплоэнергетика, 5, 52–55.
22. СОУ 60.3-30019801-011: 2004. Компресорні станції. Контроль теплотехнічних та екологічних характеристик газоперекачувальних агрегатів (2004). К.: ДК Укртрансгаз, 117.
23. Рутковская, Д., Пилиньский, М., Рутковский, Л. (2004). Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия-Телеком, 452.
24. Ивахненко, А. Г., Коппа, Ю. В., Степашко, В. С. и др.; Ивахненко, А. Г. (Ред.) (1980). Справочник по типовым программам моделирования. К.: Техника, 184.
25. Gorbiychuk, M. I., Medvedchuk, V. M., Lazoriv, A. N. (2016). Analysis of Parallel Algorithm of Empirical Models Synthesis on Principles of Genetic Algorithms. Journal of Automation and Information Sciences, 48 (2), 54–73. doi: <https://doi.org/10.1615/jautomatinfscien.v48.i2.60>
26. Ивахненко, А. Г. (1981). Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. К.: Наук. думка, 296.
27. Himmelblau, D. M. (1970). Process analysis by statistical methods. John Wiley & Sons, 463.

28. Горбійчук, М. І., Когутяк, М. І., Ковалів, Є. О. (2003). Математичне моделювання процесу компримування природного газу. Розвідка та розробка нафтових і газових родовищ, 3 (8), 21–26.
29. Мэтьюз Джон, Г., Финк Куртис, Д. (2001). Численные методы. Использование Matlab. М.: Издательский дом «Вильямс», 720.
30. Ільченко Б. С. (2011). Діагностування функціонально-технічного стану газо-перекачувальних агрегатів. Х.: Харк. нац. акад. міськ. госп-ва. ХНАМГ, 228.
31. Раскин, Л. Г., Серая, О. В. (2008). Нечеткая математика. Основы теории. Приложения. Харьков: Парус, 352.
32. Gorbiychuk, M. I., Humenyuk, T. V. (2016). Synthesis Method of Empirical Models Optimal by Complexity under Uncertainty Conditions. Journal of Automation and Information Sciences, 48 (9), 64–74. doi: <https://doi.org/10.1615/jautomatinfscien.v48.i9.50>
33. Гилл, Ф., Мюррей, У., Райт, М. (1985). Практическая оптимизация. М.: Мир, 509.